

다층 퍼셉트론(MLP)과 마코프 체인 분석(MCA)을 이용한 도심지 피복 변화 예측

Prediction of Urban Land Cover Change Using Multilayer Perceptron and Markov Chain Analysis

저자 (Authors)	방건준, Sarker, Tanni, 이진덕 Bhang, Kon Joon, Sarker, Tanni, Lee, Jin-Duk
출처 (Source)	한국측량학회지 36(2) , 2018.4, 85-94(10 pages) Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography 36(2) , 2018.4, 85-94(10 pages)
발행처 (Publisher)	한국측량학회 Korea Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry, and Cartography
URL	http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE07434050
APA Style	방건준, Sarker, Tanni, 이진덕 (2018). 다층 퍼셉트론(MLP)과 마코프 체인 분석(MCA)을 이용한 도심지 피복 변화 예측. 한국측량학회지, 36(2), 85-94
이용정보 (Accessed)	상명대학교 천안캠퍼스 203.237.183.*** 2021/10/25 17:31 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

다층 퍼셉트론(MLP)과 마코프 체인 분석(MCA)을 이용한 도심지 피복 변화 예측 Prediction of Urban Land Cover Change Using Multilayer Perceptron and Markov Chain Analysis

방건준¹⁾ · Sarker, Tanni²⁾ · 이진덕³⁾
Bhang, Kon Joon · Sarker, Tanni · Lee, Jin-Duk

Abstract

The change of land covers in 2026 was predicted based on the change of urbanization in 1996, 2006 and 2016 in Seoul and surrounding areas in this study. Landsat images were used as the basic data, and MLP (Multilayer Perceptron) and MCA (Markov Chain Analysis) were integrated for future prediction for the study area. The land cover transition potentials were calculated by setting up sub-models in MLP and the driving factors of land cover transition from 1996 to 2006 and transition probabilities were calculated using MCA to generate the land cover map of 2016. This was compared to the land cover map of 2016 from Landsat. MLP and MCA were verified and the future land covers of 2026 were predicted using the land cover map from Landsat in 2006 and 2016. As a result, it was predicted that the major land cover changes from 1996 to 2006 were from Barren Land and Grass Land to Builtup Area, and the same trend of transition will be remained for 2026. This study is meaningful in that it is applied for the first time to predict the future coating change in Seoul and surrounding areas by the MLP-MCA method.

Keywords : Multilayer Perceptron, Markov Chain, Land Cover, Change, Forecast, Urban

초 록

본 연구에서는 1996년, 2006년, 2016년의 서울과 주변지역의 도시화로 인한 피복변화를 바탕으로 2026년의 피복 변화를 예측하였다. 기초 자료로 Landsat 영상을, 미래 예측을 위해 MLP와 MCA를 융합하여 연구지역에 대해 적용하였다. MLP에서는 1996년과 2006년의 피복도를 이용하여 하부 모델과 전이 유발 인자를 설정하여 피복 전이 잠재력을 산출하고, MCA를 이용하여 피복 전이 확률 계산을 하여 2016년의 피복도를 생성하였다. 이는 Landsat에서 얻어진 2016년 피복도와 비교하여, 모델 검증 을 실시하고, Landsat에서 얻어진 2006년과 2016년 피복도를 이용하여 2026년도의 미래 피복을 예측하였다. 결과로 1996년부터 2016년까지 피복변화의 대부분은 나지, 초지(식생 혼합)로부터 개발지로의 변화가 두드러졌으며, 2026년도의 미래 피복도 나지와 초지로부터 개발 지로의 변화가 여전히 진행되고 있는 것으로 예측되었다. 본 연구는 MLP-MCA 방법으로 서울 및 주변 지역에 대한 미래 피복 변화 예측에 처음으로 적용했다는 측면에서 의미가 있다.

핵심어 : 다층 퍼셉트론, 마코프 체인, 토지 피복, 변화, 예측, 도심지

Received 2018. 03. 29, Revised 2018. 04. 10, Accepted 2018. 04. 18

1) Corresponding Author, Member, Dept. of Civil Engineering, Kumoh National Institute of Technology (E-mail: bhang.1@kumoh.ac.kr)

2) Dept. of Civil Engineering, Kumoh National Institute of Technology (E-mail: tanni.aust@gmail.com)

3) Member, Dept. of Civil Engineering, Kumoh National Institute of Technology (E-mail: jdlee@kumoh.ac.kr)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 개요

도심지 피복 상태의 변화는 인간의 활동에 의해 발생하는 교란으로 다양한 도심지 규모의 기후를 변화시키는 주된 요인 중의 하나이다(Meyer and Turner, 1992; Roberts *et al.*, 1998). 도심지 피복 변화는 대부분 도시로 인구가 이동하여 도시가 성장하는 과정에서 발생하며, 오랫동안 도심지 환경과 함께 도시지 연구의 주된 관심사가 되어 왔다. 도시화는 도시 지역의 물리적 특성에 영향을 주고 에너지 균형을 재분배하는 과정을 포함하여, 지표면의 열 속성과 에너지 수지를 바꾸게 될 뿐 아니라 개발에 의한 녹지의 파편화를 초래한다. 예를 들어, 화석 연료 연소와 같은 인위적 열, 인공 구조로부터의 방사열 등은 도시 환경에서 대기 온도를 상승시켜 에너지 흐름의 변화로 도심지 기상을 변화시키기도 한다(Huang *et al.*, 2009). 이러한 점에서 지표면 변화는 도시 환경을 평가하는 중요한 요소이며(Taha, 1997), 도심지 환경에 미치는 영향을 최소화하기 위해 피복 변화에 대한 공간적 예측을 필요로 한다.

위성 영상에 기반한 도심지 연구는 다양한 중요한 정보를 제공해 왔는데, 특히 도심지 규모의 기후 변화, 물 순환, 생태, 대기질 등을 모니터링하고 정량화 하는데 중요한 역할을 해 왔다. 예를 들면, 도시열섬 강도는 토지 피복 상태에 따라 지표면의 온도가 변경되기 때문에 지표 온도 및 토지 피복을 활용하여 지표 온도의 공간 분포에 의해 열 수지를 확인(Oke, 1982)할 수 있었고, 도심지의 불투수면은 알베도가 낮아서 흡수된 열의 양이 많으며 따라서 지표 온도는 도시의 불투수면 및 식생 지역과 각각의 혼합된 양과 긴밀한 상관관계를 유지(Zhou *et al.*, 2011)하고 있음이 알려졌다. 또한 지표온도는 지붕 표면의 색상 및 패턴, 표면 거칠기, 습도, 화학 조성 등과 같은 도시 표면 특성에 의해 종종 영향을 받기 때문에(Tan *et al.*, 2010; Bhang *et al.*, 2009) 도시 설계에서 중요한 고려 사항이 될 수 있다.

뿐만 아니라 모델링을 통해 토지 피복 변화에 관한 미래 시나리오를 예측하고 변화될 환경에 대비하는 것은 환경 변화를 통한 피해 저감에 매우 중요한 요소로 인식되어 다양한 모델을 활용한 피복 예측 방법이 연구되었는데, 대표적으로 회귀분석에 의한 방법(Baker, 1989; Lambin, 1997; Theobald and Hobbs, 1998; Hu and Lo, 2007), 몬테카를로(Monte Carlo) 등의 방법으로 확률을 산출하여 미래 피복을 예측하는 Cellular Automation이라 부르는 공간전이 기반 모델(Clarke *et al.*, 1997; Clarke and Gaydos, 1998), 그리고 초기 점유상태와 전이 확률을 이용하는 MCA (Markov Chain Analysis) 모델, 인공신경망(artificial neural network) 모델

(Pijanowski *et al.*, 2002) 등 여러 가지가 있으며, 각 모델들의 고유한 한계점 때문에 이를 개선하기 위한 연구(Kamusoko *et al.*, 2009; Mitsova *et al.*, 2011; Zhang *et al.*, 2011; Arsanjani *et al.*, 2013; Basse *et al.*, 2014)가 지속적으로 이루어지고 있다.

공간 관리의 중요성이 점차 확산되어 가면서 공간적 변화에 대한 미래 예측에 대한 연구가 다양한 분야에서 수행되었는데, 국내의 경우, CA (Cellular Automata)와 MC (Markov Chain)를 활용한 분석이 연구되어 왔으나 사례는 많지 않다. Lee and Kim(2007)은 Landsat을 활용하여 공간해상도와 예측결과와의 관계를 연구하였으며, 이를 바탕으로 CA-MC 기법을 활용하여 피복을 예측, 2030년, 2060년, 2090년에 대한 피복의 변화를 예측하여 도심지는 증가하고 산림은 크게 감소하는 경향을 확인하였다. 또한 Seo and Jun(2017)은 CA-Markov 모델을 이용하여 대구시 녹지의 공간적 변화 모델링을 실시하고, 2020년에 녹지의 파편화 현상이 뚜렷하게 나타나는 것을 확인하였다.

이처럼 도심지의 피복 상태는 도심지 환경을 결정짓는 중요한 요소들 중의 하나로 연구자 뿐 아니라 쾌적한 환경을 추구하기 위해 정책을 결정하는 정책 입안자들에게 매우 중요한 정보이다. 특히, 과거와 현재의 상태 분석을 통해 미래를 예측할 수 있다면 연구자와 정책 입안자들에게 큰 도움이 될 것이다. 아쉽게도 대부분 연구는 과거의 상태 파악에 주안점을 두고 있으며, 특히 국내의 미래 예측에 관한 연구는 상대적으로 미흡하다. 이러한 한계점을 보완하고자 본 연구에서는 과거의 자료를 통해 미래의 피복 상태 예측을 시도하였다. 특히 기존의 연구에서는 마코프 모델과 인공 신경망을 두 가지의 다른 방법으로 피복 상태를 예측하였으나, 본 연구에서는 인공신경망 중 하나인 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron, MLP) 모델과 마코프 체인 분석을 융합하여 처음으로 서울과 그 주변지역의 미래 피복 변화를 예측하였다.

2. 연구지역 및 데이터 처리

2.1 연구지역

연구 지역은 서울과 그 주변 경기도 일대로 설정하였다. 서울은 이미 개발지가 많아 개발의 가능성이 매우 제한되어 있어 서울 외곽의 경기도 지역을 연구지역에 포함시켰다. 연구 지역의 중심은 서울로서 37.5665°N, 126.9780°E 에 그 중심이 위치하고 있으며 한강을 중심으로 남쪽과 북쪽으로 나뉘어 있다. 서울 및 주변 지역은 인구의 이동으로 서울 주변 지역에 주택, 아파트, 상업용 건물, 스포츠 콤플렉스 등의 인공 건축물이 지속적으로 들어서고 있다.

2.2 연구 자료

본 연구의 피복도 생성을 위해 Landsat을 사용하였다. Landsat 영상은 모두 대기 중의 구름이 2% 이내의 영상을 사용하였다. 1996년과 2006년 9월의 영상은 Landsat 5 TM (Thematic Mapper)로부터 그리고 2016년 9월의 영상은 Landsat 8 OLI (Operational Land Imager)로부터 수집된 영상을 사용하였다(Table 1). 다중분광 채널의 각 밴드는 TM에서 5개, OLI에서 7개가 있으나 TM과 동일한 채널만을 활용하여 토지 피복을 분류하였다. Landsat TM과 OLI의 공간해상도는 모두 30×30m로 동일하고, UTM (Universal Transverse Mercator Coordinate System) 좌표계를 사용하고 있으며, 모두 미국 지질측량국(<https://earthexplorer.usgs.gov>)에서 무료로 얻을 수 있다. 본 연구를 위해 총 3장의 영상을 활용하였으며, 수집된 날짜와 위치를 Table 1에 나타내었다. 그리고 연중 동일시기의 영상을 취득하기 위해 세 가지 조건을 모두 만족하는 영상을 선택하였다. 즉, 영상 내의 구름의 영향이 최소가 되는 상태가 양호한 영상, 10년을 주기로 동일 계절의 시간차가 최소가 되는 영상, 그리고 식생의 상태가 비교적 양호한 영상의 세 가지 조건을 모두 만족하는 영상을 선택하였다. 특히 10년의 기간을 설정한 이유는 피복 변화의 강도를 높이기 위함이다. 본 연구에서는 두 개의 기간을 기간1(1996년 9월~2006년 9월) 그리고 기간2(2006년 9월~2016년 9월)로 정의하였다.

Table 1. Details of Landsat images used in the study

Satellite	Spatial Resolution	Acquisition date (YYYY/MM/DD)	Path/Row	Cloud Cover (%)
Landsat 5 (TM)	30 m, 7 bands	1996/09/01	116/034	0
Landsat 5 (TM)	30 m, 7 bands	2006/09/13	116/034	2
Landsat 8 (OLI)	30 m, 8 bands	2016/09/24	116/034	1.48

2.3 방법

2.3.1 이론적 개념

본 연구에서는 MLP와 MCA를 사용하였다. 퍼셉트론은 입력 자료를 단순히 두 분류로 구분하기 위해 그 경계치를 결정하는 선형 분류기법으로 입력층과 출력층으로 구성되며 각 입력 자료는 결과 도출에 기여하는 정도인 고유한 가중치를 할당 받아 입력층으로 전달된다. 입력된 자료는 가중치와 함께 연산되어 출력층에 전달될 때 출력층의 목표된 비교 값과 비교하여 상이할 경우 규칙에 따라 가중치의 조정이 발생한다. 이러한 반복 과정을 훈련(training)이라고 하며 훈련을 통

해 경계치 결정을 위한 최적의 가중치를 얻어내는 기법이다. 그러나 이런 단층 퍼셉트론은 선형분리만 가능하기 때문에 보다 고차원적인 해결책으로 다층 퍼셉트론을 사용한다. 다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 은닉층을 두어 입력된 자료가 은닉층에서 새로운 값으로 전이되는 과정을 거쳐 출력층으로 전달되는 구조를 갖고 있다. 각 층으로의 전달은 단층 퍼셉트론과 같이 가중치 학습 규칙에 따라 조정하지만, 단층 퍼셉트론과의 차이는 은닉층의 목표값 설정이 불가능하기 때문에 출력층의 오차에서 전파된 은닉층의 오차를 오차 전파의 법칙을 통해 은닉층의 가중치를 조정하는 방법이 사용된다는 점이다.

마코프 체인은 무작위적 과정(random process)에서 미래의 상태는 현재의 상태에만 의존하고, 모든 과거의 상태와는 무관하다는 가정에 근거한다. 수학적으로는 시간(t)에서의 시스템 상태는 시간(t-1)에서의 시스템 상태에만 의존한다는 것으로 Eq. (1)과 같이 정의할 수 있다.

$$P_{(n)} = P_{(n-1)} P_{ij} = P_{(0)} P_{ji}^n \quad (1)$$

따라서, 과거(t-1)와 현재(t)의 상태 변화가 현재(t)와 미래(t+1)에도 동일하게 적용되어 과거와 현재의 시스템에서 얻어진 전이 확률(transition probability)이 현재와 미래의 시스템에서의 동일하게 사용된다. 여기서 이전 단계(t-1)에서 다음 단계(t)로의 변화를 상태 전이(state transition)이라고 부르며, 상태 전이가 일어날 전이 확률을 전이 확률 행렬 또는 전이 행렬로 Eq. (2)와 같이 구성한다.

$$P = p_{ij} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

where p_{ij} is probability from two states(i and j)(Jianping *et al.*, 2005; Dongjie *et al.*, 2008)

Eq. (2)는 다음의 두 조건을 만족해야 한다.

$$\sum_{j=1}^n p_{ij} = 1 \quad (3)$$

$$0 \leq p_{ij} \leq 1 \quad (4)$$

where $P_{(n)}$ is state probability of a certain time and $P_{(0)}$ is primary matrix.

본 연구에서 피복 예측에 사용되는 MLP의 입력을 위해 하부 모델과 토지 변화를 일으키는 유발 인자를 정의하고, 과거의 피복 변화를 통해 유발인자들의 피복 변화(전이) 가중치(또는 잠재력)를 산출하게 된다. 피복 전이 확률은 과거와 현재의 피복도를 통해 구성하게 되며, 다음 절에서 상세 처리 과정을 기술하였다. 다층 퍼셉트론과 마코프 체인의 이론적 개념에 Kim(2005)과 Gagniuc(2017)의 저서에 기술되어 있다.

2.3.2 데이터 처리

데이터 처리는 위성영상의 이미지 처리 그리고 모델링 단계로 크게 분류할 수 있다(Fig. 1). 이미지 처리는 대기보정과 피복 분석으로 나뉘며, 모델링 단계는 크게 피복 변화 분석, 피복의 전이 가능성 모델링, 모델 정확성 분석, 그리고 피복 예측의 단계로 나눌 수 있다. 모델링을 위해 Clark University에서 개발한 MCL (Land Change Modeler)를 활용하였다. MCL은 모델링 단계에 필요한 다양한 분석 도구를 갖고 있어 본 연구에 필요한 하부 모델 구축, 피복 잠재력 산출 및 확률 연산 등에 사용되었다.

먼저 대기보정을 위해 Landsat 5 및 8 영상을 ENVI (Environment for Visualizing Images)의 FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes) 모듈을 사용하여 표준 대기보정 단계를 거쳤다. 맑은 중위도권의 대기 상태를 선택하여 대기 보정을 실시하였다. 다음 단계로 피복 분류를 위해 5개의 피복을 정의하였고, 영상들에서 변화가 없는 각 피복 지역을 구글 지도와 함께 작업자가 확인하여 훈련 지역을 설정한 후, 최대우도법(maximum likelihood classification method)을 사용하여 피복 분류를 실시하였다. 정의한 5개의 피복은 개발지(builtup area: 거주지, 상업 및 공업지, 도로 등 인공 구조물 영역), 수체(water body: 강, 호수 등 물 영역), 초지(grass land: 잔디, 농경지, 화원, 공원 등 낮은 식생지 지역), 숲(forest: 나무가 무성한 지역), 나지(barren land: 식생지나 인공 구조물이 없는 맨 땅이나 암반 그리고 명확히 구별이 되지 않는 이외의 모든 지역)이다.

모델링에서의 첫 번째 단계는 피복 변화 분석에서 시간 1(1996년 9월)과 시간2(2006년 9월) 사이의 변화를 먼저 평가하는 것이다. 피복 변화 분석은 시간1에서의 토지 피복 상태에서 시간2의 피복으로 전환(전이)을 분석하였다. 두 번째 단계에서는 MLP를 위해 전이 하위 모델을 구성하였다. 전이 하위 모델이란, 토지 피복의 '주요 전이 형태' 및 '전이 유발 인자'로 MLP의 입력층에 입력되는 값을 지칭한다. 여기서는 시간 1(1996년 9월)과 시간2(2006년 9월) 사이에 발생한 토지 피복 변화의 주요 전이 형태를 '전체에서 개발지로의 전이', '전체

에서 나지로의 전이', '전체에서 숲으로의 전이', '전체에서 초지로의 전이'의 네 가지로 정의하였고, 피복 전이를 유발인자로 하는 단정하기는 어렵지만 각 피복 간의 거리, 고도, 우연성 등이 피복 전이와 상관성이 있다고 가정하여 '전체에서 개발지까지의 거리', '전체에서 숲까지의 거리', '전체에서 초지까지의 거리', '전체에서 나지까지의 거리', DEM (Digital Elevation Model) 그리고 '전체에서 각 피복으로 전이될 우도'로 정의하였다. MLP 모델은 각 피복에서 추출한 8,000개 이상의 사용하여 10,000회의 반복을 거쳤으며, 이들 중 절반은 훈련 샘플로, 나머지 절반은 전이 잠재 정확도 평가를 위해 사용하였다. 이후 MLP에서 산출된 전이 잠재 영역과 토지 피복도에서 얻은 전이 확률 행렬을 구성하여 MCA를 통해 미래의 피복도를 산출하였다. 즉 시간1(1996년 9월)과 시간2(2006년 9월) 사이에 변화로 부터 피복 전이 잠재 영역 및 피복 전이 확률 지도를 생성하고, 시간3(2016년 9월)의 피복 시나리오를 도출하였다. 여기서 도출된 피복도(2016년 9월)는 Landsat에서 도출된 피복도(2016년 9월)와 비교하여 모델 적용의 타당성을 검증하였다. 비교를 위한 방법으로 Eq. (5)와 같이 Cramer's V(ψ) (Liebetrau, 1983)를 이용하였다.

$$\psi = \sqrt{\frac{\chi^2}{N(k-1)}} \quad (5)$$

where χ^2 is Pearson-chi square statistics, N is the sample size involved, and k is the lesser number of categories of either variable.

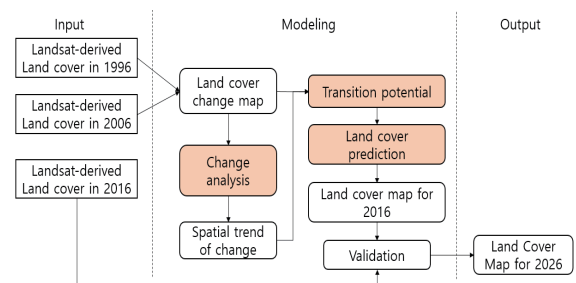


Fig. 1. Schematic diagram of modeling

3. 결과

3.1 피복 분석

분류한 피복의 정확도 분석을 위해 정확도 행렬을 Table 2에 1996년과 2006년의 Landsat 영상으로부터 분류된 피복도

Table 2. Accuracy matrix for land cover classifications

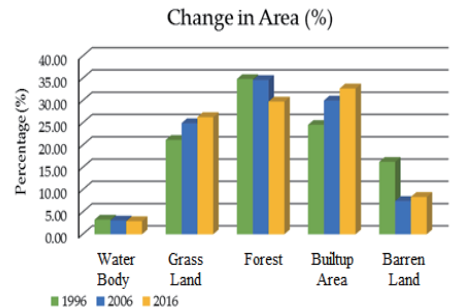
Year	User's Accuracy (%)					Producer's Accuracy (%)					OA(%)	KC
	WB	BU	BL	FO	GL	WB	BU	BL	FO	GL		
1996	86.7	92.1	90.3	93.5	89.6	96.3	83.4	94.2	93.6	86.0	90.8	0.88
2006	86.7	86.8	93.1	95.2	91.7	96.3	86.8	91.8	95.2	88.0	91.6	0.89
2016	96.4	92.5	92.0	96.7	93.6	93.1	92.5	97.2	93.5	89.8	94.0	0.92

Note: WB=Water Body, BU=Builtup Area, BL=Barren Land, FO=Forest, GL=Grass Land, OA=Overall Accuracy, KC=Kappa Coefficient

를 Fig. 2에 제시하였다. 각 피복은 도심지에서 생산자 정확도가 83.4%로 가장 낮았지만 전체적으로 85% 이상의 피복 분류 정확성을 보였다. 전체 정확성은 1996년, 2006년, 2016년에 대해 각각 90.8%, 91.6%, 94.0%를 보이고 있으며 kappa 계수는 각각 0.88, 0.89, 0.92로 비교적 높은 정확성을 보여 주고 있다.

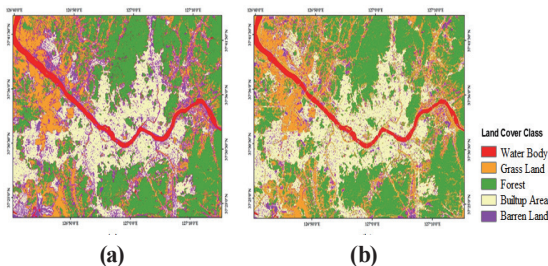
Fig. 3과 Table 3 같이 연구 지역에서는 숲과 개발지가 많은 영역을 차지하고 있으나, 숲은 10년을 주기로 차츰 감소하고 있는 추세를 확인할 수 있다. 반면에, 개발지의 경우, 대부분 서울을 중심으로 발달해 있으나, 그 주변에서 집중적으로 개발지가 증가하는 추세이다. 낮은 식생의 초지 지역은 10년을 주기로 조금씩 증가하는 추세를 볼 수 있다. 수체는 변화 추이가 다른 피복과 다르게 작지만, 지속적으로 감소하는 추세를 보여, 모든 피복이 눈에 띄게 변화되고 있음을 확인할 수 있었다. 특히 개발지는 연구 기간 동안 증가되어 기간1(1996-2006)과 기간2(2006-2016) 동안 각각 5.5%와 2.7%가 증가했음을 확인할 수 있었다. 이와는 반대로 숲의 경우, 각각의 기간 동안 0.2%, 4.8%의 감소하였음을 확인할 수 있다.

피복의 변화 상태를 Fig. 4에 나타내었다. 이 그래프는 주어진 기간 동안 공백이 되는 면적을 기준으로 각 연도별 면적의 차이를 나타낸 것이다. 기간1의 경우, 그림에서 나지의 경우 손실이 매우 크고, 초지는 이득이 매우 크지만 손실도 비교적 크게 발생한 것으로 보인다. 개발지의 경우, 이득이 많아 기간 1

**Fig. 3. Land cover percentage of each class****Table 3. Status of land cover change**

Land cover Type	Period1 (1996 to 2006)		Period2 (2006 to 2016)	
	(Km ²)	(%)	(Km ²)	(%)
Barren Land	-173.59	-8.78	17.97	0.91
Grass Land	74.09	3.75	27.01	1.37
Forest	-4.45	-0.23	-95.42	-4.83
Builtup Area	107.90	5.46	53.4	2.70
Water Body	-3.96	-0.20	-2.97	-0.15

동안 나지-손실, 초지-이득, 개발지-이득이 발생했다고 할 수 있다. 기간2의 경우, 나지와 초지는 이득과 손실이 비슷하게 발생하였으며, 숲에서 손실이 상대적으로 크게 나타났다. 개발지의 경우, 이득과 손실이 변화 많았으며, 이득이 손실보다 비교적 크게 나타난 것을 확인할 수 있다. 기간1과 기간2에서 공통적으로 이득과 손실은 나지, 초지, 개발지의 영역에서 일어남을 알 수 있으며, 이들은 모두 기간1과 기간2의 두 기간 동안 주요한 변화가 발생했던 지역으로 볼 수 있다.

**Fig. 2. Land cover maps for 1996(a) and 2006(b) from Landsat 5**

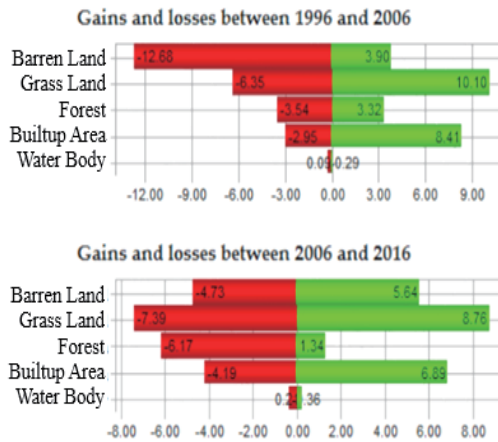


Fig. 4. Gains and losses of land cover (%)

3.2 모델 검증

본 연구의 분석을 위해 사용한 모델은 MLP와 MCA이다. 먼저 MLP를 위해 생성한 하부 모델에 대하여 기간1(1996-2006년)의 주요 피복 전이에 대한 결과물들을 검증하였다. Fig. 5는 각 피복도가 서로 다른 피복 형태로의 전이된 상태를 타나내고 있으며 대체적으로 녹색(초지에서 개발지로 전이)이 변화의 많은 부분을 차지하고 있고 노랑색(나지에서 초지로의 전이)도 주요 피복 전이중의 하나임을 확인할 수 있다. Fig. 6(a)에서는 기간1 동안의 주요 전이 중 “다른 피복에서 개발지로 전이”된 피복만을, Fig. 6(b)는 MLP에 사용한 하부 모델의 주요 전이 형태 중 “개발지로의 거리”를 예로 나타내고 있다. Fig. 7도 MLP로부터 전이 잠재력을 산출한 예로 나지에서 개발지로의 전이 잠재력을 나타내고 있다. Fig. 8은 우발적으로 모든 피복에서 개발지로의 전이되는 정도에 대한 상태를 보여 주고 있다. 즉, 흑색 부분은 우발적으로 전이가 일어날 잠재력이 거의 없는 부분이고, 붉은 빛의 분홍색 부분은 우발적인 전이 잠재력이 많은 지역으로 2016년 피복 모델링에서 주요 전이 지역으로 변화될 가능성이 큰 부분이라 할 수 있다.

MLP 수행을 위한 하부 모델에서의 전이 유발 변수에 대해 Cramer's V 값을 통해 모델을 검증하였다. Cramer's V는 두 변수간의 관계 정도를 나타내는 척도로 0-1의 범위를 갖으며, 카이 스퀘어 통계값을 기반으로 두 변수 중 작은 값을 선택하여 계산하게 되는데, 0.15 이상인 경우 “유용”함을 나타내고, 0.4 이상인 경우 “양호”한 상태를 나타낸다. Table 4에서 종합 Cramer's V 값은 모두 0.15 이상으로 나타나 전이 유발 변수의 사용에 문제가 없는 것으로 확인되었다.

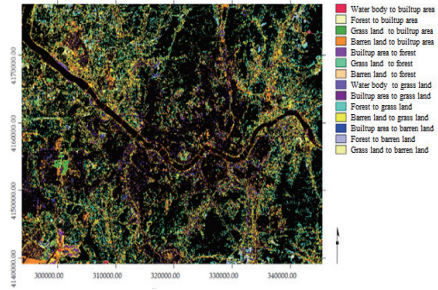


Fig. 5. Transition areas for each land cover for Period1

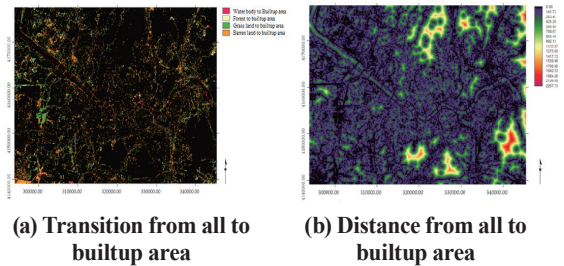


Fig. 6. Examples of transition and distance maps for Period1

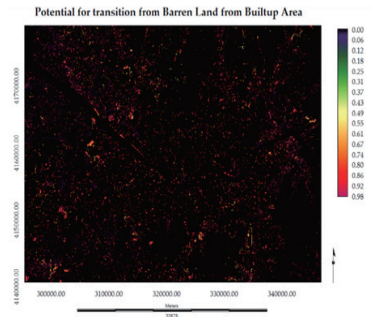


Fig. 7. An example of transition potential maps for barren land to builtup area for Period1

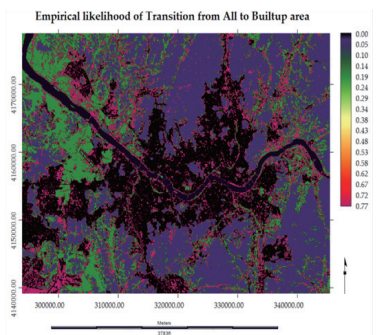


Fig. 8. Likelihood map for transition from all to builtup area for Period1

Table 4. Applied variables and quantitative values of Cramer's V

Variables	Overall V	Built-up	Water	Dense Vegetation	Grass Land	Barren Land
Distance from all to built-up area	0.2987	0.3637	0.0980	0.5311	0.2315	0.1804
Distance from all to forest	0.1784	0.2006	0.2380	0.2032	0.1281	0.0726
Distance from all to grass land	0.2598	0.2141	0.1983	0.2285	0.4534	0.1096
Distance from all to barren land	0.3431	0.2015	0.1744	0.4303	0.2885	0.04979
Evidence likelihood for built-up	0.5536	0.7009	0.2752	0.8515	0.5957	0.2708
Evidence likelihood for barren land	0.5706	0.7565	0.3548	0.8514	0.5809	0.2378
Evidence likelihood for grass land	0.5593	0.7640	0.3041	0.8508	0.5342	0.2652

또 각 피복 전이에 대한 가중치는 정확한 파악이 어렵기 때문에 5개 피복에 대한 초기 전이 가중치를 각각 0.2로 균일하게 설정하고, 총 8,366개의 피복 샘플 중 절반인 4,183개에 대한 MLP 신경망에 대한 연산을 수행한 결과, 훈련 RMS (Root Mean Square) 오차=0.1356, 시험 RMS 오차=0.1347, 정확도 = 86.34%로 각 전이 하부 모델에 대해 높은 정확도를 보여주었다. Fig. 9는 반복 횟수에 따른 훈련과 시험 RMS 오차가 변화하는 추이를 보여주는데, 2,000회까지 RMS 오차가 13%대로 급격하게 수렴하고 있음을 확인할 수 있다.

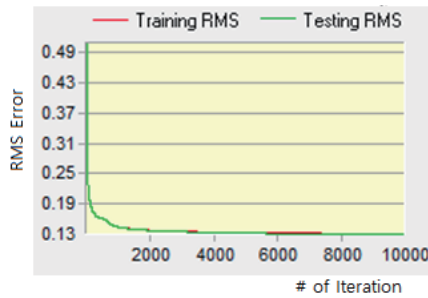


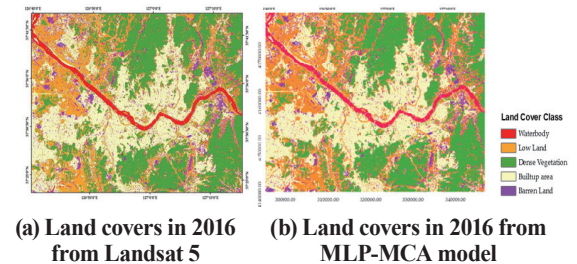
Fig. 9. RMS Errors by iteration

3.3 MLP-MCA 모델링

MLP의 전이 잠재력을 통해 각 피복에 대한 전이 확률을 산출하였다. 전이 확률 행렬(Table 5)은 각 피복이 다른 피복

에 대해 변화될 확률을 나타내는데, 확률 행렬을 살펴보면, 기간(1996~2006) 동안 대부분의 피복에서 변화가 발생했음을 알 수 있다. 즉, 가장 크게 변한 피복은 나지로 대부분이 개발지(0.3576)나 초지(0.3689)로 바뀌었고, 초지의 경우, 약 1/3에 달하는 부분이 개발지(0.1924)와 나지(0.1025)로 전이되었음을 확인할 수 있다. 수채, 개발지, 숲의 경우, 다른 피복으로 전이되기는 하였지만, 그 규모가 상대적으로 크지 않음을 확인할 수 있다. 다시 말해, 1996년과 2006년 사이의 피복 변화는 대부분 나지와 초지이었다고 할 수 있다.

MLC-MCA 검증은 Landsat의 2016년 피복도와 모델링을 통해 얻은 2016년 피복도를 비교하여, Pontius and Millones가 사용한 수량 불일치와 할당 불일치라는 두 가지 간단한 매개 변수를 사용하였다. 수량 불일치는 매핑된 토지 피복의 전반적인 비



(a) Land covers in 2016 from Landsat 5 (b) Land covers in 2016 from MLP-MCA model

Fig. 10. Land cover maps in 2016

Table 5. Transition probability matrix for Period 1

	Water Body	Builtup Area	Dense Vegetation	Grass Land	Barren Land
Water Body	0.9104	0.0584	0.0021	0.0207	0.0084
Builtup Area	0.000	0.8798	0.0103	0.0613	0.0486
Dense Vegetation	0.0003	0.0190	0.893	0.0731	0.0146
Grass Land	0.0013	0.1924	0.0042	0.6996	0.1025
Barren Land	0.0030	0.3576	0.0525	0.3689	0.218

율이 만족스럽지 않아서 발생하는 것으로 토지 피복의 픽셀을 카운트 하여 평가하고, 할당 불일치는 토지 피복이 동일한 위치에 있지 않음으로 해서 발생하는 불일치로 두 지도의 차를 이용하여 불일치하는 픽셀을 카운트하여 평가한다. 2016년에 대한 수량 불일치의 경우 0.7%, 할당 불일치의 경우 4%로 2016년의 토지 피복의 모델링 오차는 매우 작은 것으로 볼 수 있다. 모델링에 의해 생성된 2016년의 피복도를 Landsat 5의 2016년 피복도와 함께 Fig. 10에 나타내었다. Landsat 5와 모델링 피복도 사이의 시각적 차이는 두드러지지 않았다.

2026년 미래 피복 예측을 위해 2006년과 2016년의 토지 피복도를 사용하였다. 과정은 1996-2006년의 피복영상을 사용하여 2016년 피복도를 생성 방법과 동일하게 MLP-MCA를 이용하였다. Table 6은 그 결과로 산출된 2026년 피복 전이 확률 행렬 나타낸 것이다. 이전 년도의 피복 전이 이력을 통해 2026년의 피복 전이는 초지와 나지에서 개발지로 전이될 확률이 각각 0.127과 0.359로 상대적으로 높다고 할 수 있다. 또한 수채 주변도 개발지로 전이될 가능성이 어느 정도 있으며 숲은 초지로 전이될 가능성이 다소 있다고 할 수 있다. 이를 통해 생성된 2026년도의 예측 피복도는 Fig. 11과 같다.

Table 6. Transition probability for 2026

	Water Body	Builtup Area	Vegetation	Grass Land	Barren Land
Water Body	0.881	0.109	0.001	0.008	0.001
Builtup Area	0.006	0.860	0.004	0.067	0.063
Forest	0.000	0.021	0.822	0.137	0.020
Grass land	0.001	0.127	0.046	0.703	0.123
Barren land	0.001	0.359	0.011	0.264	0.365

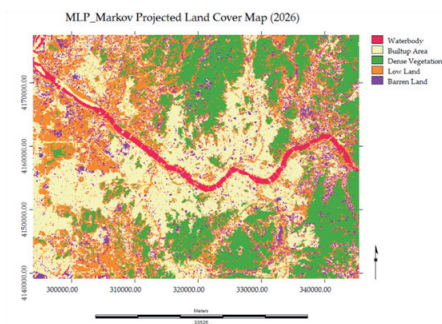


Fig. 11. Predicted land cover map of the study area in 2026

4. 논의

피복 변화 예측을 위해 기존 연구에서는 MCA, CA-Markov Chain 등의 방법으로 피복변화를 예측하였는데, 거시적인 관점에서 그 결과는 본 연구의 예측 결과와 비교하여 크게 다르지 않다. 즉, 도심지 주변의 개발이 여전히 가속화되고 있다는 점은 대부분의 예측 연구와 동일하다 할 수 있다. 그러나 방법적 측면에서 본 연구는 MLP과 MCA를 융합을 시도하였고, 피복 전이 인자에 대한 1차적인 정확성 검증이 이루어졌다는 점에서 그리고 이를 활용하여 처음으로 도심지 피복 변화를 예측하였다는 점에서 기존의 연구와의 차이점을 설명할 수 있다.

또한 Eq. (5)에 나타난 바와 같이 Markov 분석은 과거의 한 기간에만 예측을 의존하기 때문에 복잡하게 변화하는 피복 상태의 예측에 다소 무리가 있을 수 있다. 왜냐하면 피복 변화는 변화 인자가 자연 발생적이라기보다는 인간의 의지에 따라 변화하기 때문에 모델링의 변수를 생성하기란 매우 어렵고 변화 요인의 일관성을 보이지도 않는다. 그럼에도 불구하고 과거의 기록을 통한 미래 예측은 과거 변화의 흐름 상태가 미래에도 크게 변화하지 않을 경우, 유사한 미래의 변화 패턴을 참고 자료로 제공할 수 있는 강력한 도구를 제공한다는 점에서 의미가 있다.

5. 결론

미래 도시의 토지 피복을 예측하는 주된 동기는 도시 지역과 그 주변의 변화를 정확하게 결정하기 보다는 토지 이용의 추세를 이해하는데 기여할 수 있는 정보를 얻는 것이다. 이러한 관점에서 본 연구에서는 과거의 두 기간(1998년~2006년과 2006년 2016년) 사이의 토지 피복 변화 이력을 통해 과거, 현재, 미래의 피복 변화 추세가 변화하지 않는다는 조건에서 미래(2026년)의 피복을 예측하였다. 이를 위해 인공지능망인 MLP 모델을 구성하여, 피복 전이 인자를 설정하고 피복의 전이 잠재력을 도출하였다. 여기에 더해 MCA 방법의 모델 검증을 수행하여, 각 피복의 전이 확률 산출하여 미래 피복 전이도 작성에 활용하였다. 모델의 정확성을 평가하기 위하여 과거 1996년과 2006년의 변화로부터 2016년 피복을 예측한 결과를 실제 2016년 피복도와 비교하였다. 두 결과의 비교에서 차이는 수량 및 할당 불일치가 각각 0.7%와 4%로 오차 수준이 매우 낮아 모델을 2026년 예측에 사용하기에 충분하다고 판단하였다. 따라서 2006년과 2016년 피복도로부터 이전과 동일한 방법으로 2026년 피복 예상도를 도출하였다. 결과로부

터 2026년에는 나지와 초지의 피복 변화가 비교적 두드러져 많은 부분이 개발지로 변경될 수 있음을 확인하였다.

감사의 글

이 연구는 금오공과대학교학술연구비에 의하여 지원된 논문임.

References

- Arsanjani, J.J., Helbich, M., Kainz, W., and Boloorani, A.D. (2013), Integration of logistic regression, markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 21, pp. 265-275.
- Baker, W.L. (1989), A review of models of landscape change, *Landscape Ecology*, Vol. 2, No. 2, pp. 111-133.
- Basse, R.M., Omrani, H., Charif, O., Gerber, P., and Bodis, K. (2014), Land use changes modelling using advanced methods: cellular automata and artificial neural networks. The spatial and explicit representation of land cover dynamics at the cross-border region scale, *Applied Geography*, Vol. 53, pp. 160-171.
- Bhang, K.J. and Park, S.S. (2009), Evaluation of the surface temperature variation with surface settings on the urban heat island in Seoul, Korea, using Landsat-7 ETM+ and SPOT, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 6, No. 4, pp. 708-712.
- Clarke, K.C., Hoppen, S., and Gaydos, L. (1997), A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area, *Environment and Planning B: Planning and Design*, Vol. 24, No. 2, pp. 247-261.
- Clarke, K.C. and Gaydos, L.J. (1998), Loose-coupling a cellular automaton model and GIS: long-term urban growth prediction for San Francisco and Washington/Baltimore, *International Journal of Geographic Information Science*, Vol. 12, No. 7, pp. 699-714.
- Dongjie, G., Weijun, G., Kazuyuki, W., and Hidetoshi, F. (2008), Land use change of Kitakyushu based on landscape ecology and Markov model, *Journal of Geographical Sciences*, Vol. 18, No. 4, pp. 455-468.
- Gagnuic, P.A. (2017), *Markov Chains: From Theory to Implementation and Experimentation*, Wiley, Hoboken, NJ.
- Hu, Z. and Lo, C. (2007), Modeling urban growth in Atlanta using logistic regression, *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol. 31, No. 6, pp. 667-688.
- Huang, S., Taniguchi, H., Yamano, M., and Wang, C. (2009), Detecting urbanization effects on surface and subsurface thermal environment - a case study of Osaka, *Sciences of Total Environment*, Vol. 407, No. 9, pp. 3142-3152.
- Jianping, L.I., Bai, Z., and Feng, G. (2005), RS-and-GIS-supported forecast of grassland degradation in southwest Songnen plain by Markov model, *Geo-spatial Information Science*, Vol. 8, No. 2, pp. 104-109.
- Kamusoko, C., Aniya, M., Adi, B., and Manjoro, M. (2009), Rural sustainability under threat in Zimbabwe-simulation of future land use/cover changes in the Bindura district based on the Markov-cellular automata model, *Applied Geography*, Vol. 29, No. 3, pp. 435-447.
- Kim, D.S. (2005), *Neural Networks: Theory and Applications*, Jinhan M&B, Seoul, Korea.
- Kim, S.J. and Lee, Y.J. (2007), The effect of spatial scale and resolution in the prediction of future land use using CA-Markov technique, *Journal of Korean Association of Geographic Information Studies*, Vol. 10, No. 2, pp. 58-70. (in Korean with English abstract)
- Lambin, E.F. (1997), Modelling and monitoring land cover change processes in tropical regions, *Progress in Physical Geography*, Vol. 21, No. 3, pp. 375-393.
- Lee, Y.J. and Kim, S.J. (2007), A modified CA-Markov technique for prediction of future land use change, *Journal of Korean Association of Civil Engineers*, Vol. 27, No. 6, pp. 809-817. (in Korean with English abstract)
- Liebetrau, A.M. (1983), *Measures of Association*, SAGE Publications, Newbury Park, CA.
- Meyer, W.B. and Turner, B.L. (1992), Human population growth and global land-use/cover change, *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, Vol. 23, pp. 39-61.
- Mitsova, D., Shuster, W., and Wang, X. (2011), A cellular automata model of land cover change to integrate urban growth with open space conservation, *Landscape and Urban Planning*, Vol. 99, No. 2, pp. 141-153.
- Oke, T.R. (1982), The energetic basis of the urban heat island,

- Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, Vol. 108, No. 455, pp. 1-24.
- Pijanowski, B.C., Brown, D.G., Shellito, B.A., and Manik, G.A. (2002), Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a land transformation model, *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol. 26, No. 6, pp. 553-575.
- Roberts, D.A., Batista, G.T., Pereira, J.L.G., Waller, E.K., and Nelson, B.W. (1998), *Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications*, Ann Arbor Press, Chelsea, MI.
- Seo, H.J. and Jun, B.W. (2017), Modeling the spatial dynamics of urban green spaces in Daegu with a CA-Markov model, *Journal of the Korean Geographical Society*, Vol. 52, No. 1, pp. 123-141.(in Korean with English abstract)
- Taha, H. (1997), Urban climates and heat islands: albedo, evapotranspiration, and anthropogenic heat, *Energy and Buildings*, Vol. 25, No. 2, pp. 99-103.
- Tan, K.C., Lim, H.S., MatJafri, M.Z., and Abdullah, K. (2010), Landsat data to evaluate urban expansion and determine land use/land cover changes in Penang Island, Malaysia, *Environmental Earth Sciences*, Vol. 60, No. 7, pp. 1509-1521.
- Theobald, D.M. and Hobbs, N.T. (1998), Forecasting rural land-use change: a comparison of regression and spatial transition-based models, *Geographical and Environmental Modelling*, Vol. 2, No. 1, 65-82.
- Zhou, W., Huang, G., and Cadenasso, M.L. (2011), Does spatial configuration matter? Understanding the effects of land cover pattern on land surface temperature in urban landscapes, *Landscape and Urban Planning*, Vol. 102, No. 1, pp. 54-63.